

中国产教适配性问题研究：基于职教收益行业性差异的分析

谢芳

广东农工商职业技术财经学院，广东广州 511365

摘要：教育收益为产教适配性提供了一种市场化评价。本文利用中国家庭追踪调查（CFPS）中的就业数据，在控制个体和行业特征变量基础上，实证检验了高职毕业生在高技术和传统低技术两类行业间的教育收益差异，结果表明高技术行业的职教收益一般性地低于传统行业，以全要素生产率替代高低技术二分类法后的稳健性检验同样支持上述结果，这样的结果与高技术行业更高的平均薪资和工资增速形成反差。本文的研究发现表明我国高技术产业部门对高职教育质量的评价相对较低，究其原因，可能与高职教育经费投入增长落后于规模扩展以及办学同质化倾向有关。

关键词：产教适配性；教育收益；人力资本；技术异质性

0 引言

产教适配性是指高等教育与产业发展需求的匹配程度，它是教育经济学研究的重要议题，也是当前教育改革的关键目标。但由于难以对适配性进行直接量化，使其评估和研究受到极大限制。教育收益，即控制了其他变量后的不同学历劳动者的收入差异，为我们探讨产教适配性问题提供了一个良好的窗口，因为它是市场对受教育劳动者的价值进而对教育质量的一种直接而客观的评价。另一方面，产业技术升级是我国当下经济发展的重要主题，技术进步因素对教育质量和教育收益有着重要影响，而目前文献缺乏对两者关系的实证检验。基于此，本文拟从教育收益与行业技术异质性的关联视角，实证检验高技术行业与传统低技术行业的教育收益是否存在显著差异，以此评估我国产教的整体适配性，因为在产教适配状态下，高校人才培养既符合传统产业需求，也能满足高技术产业需要，教育收益在控制行业平均工资水平等因素后就不应存在显著的行业差异。

文章从中国家庭调查（CFPS）数据中整理出4177份高职学历劳动者就业数据及对照组，采用拓展了的明瑟模型进行实证检验。选择高职研究样本是因为，在各类教育中，职业教育与产业发展的关系最直接，并且我国政府也提出了建设“现代职业教育体系”的改革议题，强调高职教育发展应当与产业紧密结合（教育部，2023）^[1]。检验结果表明，在高技术行业就业与职教收益负相关，分组检验也表明低技术行业（或称传统行业）的职教收益显著高于高技术组。由于高技术行业的工资水平普遍较高，且收入增速更快，使得上述结果与直觉认知形成反差。对于职教收益的这一反差现象，从人力资本理论角度讲，反映了我国高职毕业生未能形成高技术产业所需人力资本，高职人才培

养质量未能获得高技术产业部门的认可，这与高职院校培养高级技能型人才的定位不符。其内在根源，结合我国高职院校的专业设置和经费投入情况的讨论表明，可能与高职院校办学同质化，以及职教经费投入强度下降，内涵式发展动力不足等因素有关。

1 文献回顾

1.1 产教适配性问题的相关研究现状

产教适配问题研究主要出现在国内文献中，其内涵主要指高等教育与产业的协同发展，能够对产业进步或产业结构调整作出灵敏反应。文献主要从产教融合角度开展讨论，主要成果包括：一是产教融合意义和现状评估，金蕾（2023）^[2]总结了产教融合的要素与意义，指出产教融合生态系统可以促进产业、教育集聚和协同育人；张璋等（2023）^[3]从共生理论出发，从共生单元、共生模式、共生环境三个维度讨论了产教融合的评估思路，并利用全国30所地方高校调研数据进行了评价，发现我国产教融合水平地区差异大，环渤海、长三角、珠三角等东部产业集群经济圈的产教融合水平较高。有研究基于我国2001-2014年职业教育发展数据分析指出，我国职业教育存在培养规模不足、专业和地区结构偏离等问题，产教适配度不高。二是对政府推动产教融合的政策趋势进行分析，提出可将政策类型区分为供给型、需求型和环境型三种类型，并指出目前政策具有工具多元、主体多元、目标多维度等方面特征（姜红等，2023）。

1.2 教育收益问题的研究现状

文献将教育收益定义为教育水平对个人收入的正向影响，即更高的教育水平带来更高收入和更好职业前景（Mincer & Polachek, 1974）

[4]。教育收益问题在经济学、教育学和社会学领域均有讨论,但更多地聚焦于人口学特征或家庭影响因素。例如,考察不同性别、族群、社会阶层,乃至地区因素的影响(Bhuller et al., 2017; Brewer et al., 1999; Purnastuti et al., 2023)。

文献中教育收益的实证研究可归为两类:

(1)教育收益的个体或教学相关影响因素。例如,陈晓东(2021)的研究表明受教育年限可以解释50.87%的收入差异;Bhuller et al. (2017)通过挪威数据,分析了生命周期内的教育回报曲线,发现受教育年限越长,其生命周期内的教育收益曲线越陡峭。笔者认为,教育时长指标虽易于观察,在实证中很流行,但它隐含着教育必然形成人力资本的假设,实际上,在相同教育时长(相同学历)条件下,教育质量、教育与需求的匹配程度会导致人力资本构建效果显著不同。例如,Krueger (1993)证实了高质量的教学可以提高教育回报率,而教师的受教育程度也显著影响回报率;一份针对全球62个国家或地区之间收入差距问题的研究也证实,教育质量是决定收入差距的重要因素;范静波(2014)还发现专业选择也是影响教育收益的重要因素。一些文献发现英、美劳动力市场“教育过剩”问题,认为根源是教育与需求的不匹配。

(2)身份标识等社会性因素在教育收益中的角色。文献发现教育收益在一些地区存在性别差异;父母受教育程度、出自弱势群体家庭均可能影响教育收益;美国的一份研究还显示黑人与白人的教育收益差异存在代际传递;李实和丁赛(2003)则考察了我国城市化进程下教育收益的长期趋势。技术进步是教育研究文献经常涉及的话题,并认为社会不断发展和技术不断进步背景下,存在着文凭“贬值”的自然趋势,但尚未有文献真正检验技术进步与教育收益的关系,也没有文献从技术视角探讨教育收益决定及产教适配问题。

2 理论分析与假设提出

2.1 产教适配的核心是人力资本供求双方的技术性相适问题

2.1.1 人力资本内涵与教育的人力资本供给能力

人力资本是指劳动者通过教育、培训、经验积累等方式所获得的可提高其生产力的知识和技能,核心思想是将人的能力和知识视为一种“资本”,是生产力的一种来源,而教育投资能够带来未来收益。由于人力资本概念建立在劳动者生产力这一基础上,因而它具有相对性,既需要考虑劳动者的知识和技能,也需要

考虑用人单位的需求,只有与需求匹配的知识和技能才能产生更高生产力,才是实际意义的人力资本。

教育产出是毕业生的人力资本,教育的人力资本供给也可视为一个由资本、劳动和技术三要素构成的生产函数,但与一般生产函数不同,它的产出由供给与需求同步决定,供需方的技术适配对产出效率有关键影响。例如,有文献提示教育内含技术水平偏离实际需求后,会导致教育“过剩”,也就是教育不会给毕业生带来实际经济价值。Wang (2019)基于中国的教育实践,也认为教育如果单纯追求高投入,并不一定带来正比例产出。因此,产教适配问题,除了毕业生规模和专业结构这些外在指标外,更重要的是内含在师资和教育设施中的技术水平与产业部门技术水平的相适性。

2.1.2 产业技术水平与人力资本需求特征

产业的技术异质性决定了对劳动者人力资本要求的差异。一般而言,传统产业技术含量较低,侧重于劳动者的基础技能、体力或工作耐力。以服装鞋帽和餐饮服务业为例,这些行业更多地依赖于简单的机械操作技能和手工操作熟练性;相比之下,高技术产业中,劳动者更多地从事复杂劳动,工作要求的动态变化性强。例如,在信息技术、生物科技和装备制造行业中,需要员工操作复杂装备,进行精密的劳动协作,并要求员工具备良好的再学习能力以适应技术环境的快速变化,这会导致劳动者原有人力资本快速贬值,同时也为具有良好学习能力的人提供了构建新人力资本的机会,因而对学校教育的前瞻性和对学生学习能力的培养提出了更高要求。正是由于产业间的这种技术异质性,使得同一经济体内部各产业对教育的要求各异,最一般的体现是高技术产业和传统产业两个产业部门的人才培养要求不同。相比之下,产业规模等需求总量因素对劳动力市场的影响则是共性的,产业扩张带来劳动力需求整体上升,主要影响工资的总体水平,而不是工资的学历结构差异。

2.2 产教适配性与教育收益的关系

Goldin & Katz (2007)曾以“教育与技术的竞赛”来比喻技术进步与教育发展的关系,他们回顾历史数据发现,教育发展与技术进步之间的相适程度在塑造工资结构(不同群体的工资差距)中有重要影响。本文研究的教育收益差异问题正是考察两类行业学历工资的结构性差异。下面我们将首先构建一个简单的数学模型阐述产教适配性影响教育收益的机理,随后针对适配与不适配两种情形,讨论教育收益将表现出来的计量特征。

2.2.1 产教适配性影响教育收益的数理模型

从文献中教育投资与教育产出的基础关系出发,模型首先要体现教育投资越多,教育产出越多,但边际效应递减的关系,因为教育层次越高或教授内容越先进,难度越大,单位资源投资的边际产出就会越少。其次,产出需要考虑技术赋权,以反映人力资本的内涵。另外,我们将产出值限定在0~1范围内以便以相对值方式讨论潜在产出的实现程度。具体如下所示:

教育生产函数基本形式:

$$\Delta Y = f(E) = (1 - e^{-E}) \quad (1)$$

式中, ΔY 为教育产出(教育形成的人力资本),它与教育收益相对应,因为人力资本变化体现为劳动者生产率变动,在均衡市场中它将带来对应收入变动。 E 代表各类教育资源的投入量, ΔY 与 E 之间关系表现为一条凸性曲线。

进一步地,我们在模型中考虑产教适配性问题,它影响教育产出和教育收益。

技术适配性赋权后的教育生产函数形式:

$$\Delta Y = \beta (1 - e^{-E}) \quad (2)$$

式中, β 是适配系数,反映产教适配性对教育产出能力的调节作用,结合问题的现实意义和 Goldin & Katz (2007) 等文献,适配系数

可以表达为下面公式: $\beta = 1 - \frac{|a-A|}{A}$ (3)

式(3)中,教育内含技术水平(a)与产业部门技术水平(A)的对比关系,以及产业技术水平绝对值 A 决定适配系数大小:一方面, a 和 A 的差距越小, β 越趋向于1,教育产出效率越高;另一方面,在 a 和 A 的关系确定情况下, A 越大, β 值越大,人才培养的价值也就越高。只有 a 和 A 完全一致在极端情况下,教育投入能够获得最大潜在产出,此时 A 不发生独立影响。

2.2.2 产教适配良好情况下的教育收益特征

在产教适配良好的情况下,毕业生所学知识和技能能够直接反映产业技术需求,进入企业后能够表现出更强的生产力。求职者的生产力潜力是企业工资定价的主要考虑因素,由此产教适配下的学历教育能够获得较高的教育收益。另一方面,产教适配状态下,劳动者所在产业技术水平越高,也越能为劳动者人力资本的发挥提供价值创造空间。为讨论方便,我们将具有技术异质性的产业部门分为两类,高技术产业和传统低技术产业,高技术产业通常有着更先进的生产工艺、更复杂的管理体系以及更依赖高技能人才,这种价值创造空间使受过高等教育的劳动者相较于无高等学历劳动者能够展现出更大价值,获得的学历工资差距比低技术产业可能更大,因此,产教适配状态下,

教育收益将表现出在高技术行业更显著。用上述数学模型表达,产教适配良好体现在 a 和 A 处在一个较小的差值范围内,使得和均趋向于1 (H, L 代表高、低技术两类产业部门),同时由于有 $A_H > A_L$, 故 $\beta_H > \beta_L$, $\Delta Y_H > \Delta Y_L$ 。据此,我们提出假设:

Ha: 产教适配性高时,高技术行业的教育收益高于低技术行业。

2.2.3 产教适配较差情况下的教育收益特征

产教适配性差既可以表现为教育全面落后于各产业需求,更可能表现为在中低技术领域符合需求,而在高技术产业领域存在培养缺口。文献指出我国高校发展表现出一定程度的同质化倾向,教育对技术进步的反映较为迟滞,在技术动态性和行业针对性上明显不足,因而容易表现为在高技术产业领域的教育质量不足。在英国,上世纪90年代以来,由于教育部门的产业针对性不强,教育发展没有带来就业质量和教育回报率的提高,国内一些职业院校和培训机构长期宣传产教融合,但其教育活动仍然与市场贴合度不高,专业设置、课程内容和教学设备存在长期不更新问题。

产教适配性差,意味着教育在某些产业领域达不到企业预期,毕业生不能给这些企业带来额外劳动生产力。此时,教育收益可能表现出与产业技术水平的负相关关系,也就是说,毕业生在低技术产业就业能够满足岗位需求,接受高等教育能够获得更高收入,存在正的教育收益,而在高技术产业就业时毕业生可能无法应对劳动的复杂性和岗位技术的动态变化性,企业也就不愿意为这些学历普遍地支持较高工资,意味着教育收益不明显,或教育收益不如低技术行业。这种情况用上述数学模型表达就是,虽然 $A_H > A_L$, 但由于 a 与 A_H 的差距较大而 a 与 A_L 的差距较小,使得 $\beta_H \leq \beta_L$, 故 $\Delta Y_H < \Delta Y_L$ 。据此,我们提出如下假设:

Hb: 产教适配性较低时,高技术行业的教育收益不会高于低技术行业或收益不显著。

3 实证分析

3.1 方法和数据说明

3.1.1 模型

我们使用调查样本构建分行业的教育收益面板数据,并采用扩展版的Mincer模型(Mincer & Polachek, 1974)检验教育收益在高技术行业与传统低技术行业的差异。Mincer模型是教育收益研究的主流模型,它检验教育水平对工资收入差异的解释力。除教育水平哑变量外,模型中还包括个体特征和环境因素等控制变量,例如性别、工作地区、职业性质等。基于本文

的研究目的,对模型做了两方面拓展:一是在传统模型的行业哑变量基础上,增加了行业劳动力需求规模、行业增长趋势等连续变量以更好地识别行业层面的异质性;二是以同行业中不同学历的工资差异来度量教育收益,替代文献中以工资收入绝对数或其对数作为度量值的做法。模型具体如下所示:

$$EducationalReturn_{ijt} = a + \beta_1 HighTech_{jt} + \beta_2 DemandSize_{jt} + \beta_3 GrowthTrend_{jt} + \beta_4 GraduateScale_{jt} + \gamma' PersonalControls + yearFE + locFE + indFE + \varepsilon_{ijt} \quad (4)$$

式中,下标*i*、*j*、*t*分别代表调查样本、行业 and 年份。因变量是以同行业相对学历工资差异表征的教育收益, *HighTech* 是行业是否为高技术行业的哑变量,系数 β_1 将反映在高技术行业就业是否存在显著的教育收益差异以及这种差异的方向,系数显著为正代表高技术行业教育收益普遍更高,显著为负时则为普遍更低。为消除不可观察变量的影响,模型中还控制了年份固定效应、地区固定效应和行业固定效应。

3.1.2 变量

教育收益 (*EducationalReturn*): 以不同学历劳动者在行业内的工资差异表征。具体操作是以每个样本的实际工资收入减去其所在行业的低一级学历样本的平均工资水平的差距作为度量值。以相对工资差距衡量教育收益,可以剔除物价因素影响,增强不同年份的可比性,并且,以行业内样本为比较基准可以最大限度消除行业平均工资水平差异对教育收益识别的干扰,更好地反映教育收益的内涵和行业间的教育收益差异。

高技术产业就业 (*HighTech*): 为了更直观地检验本文研究的问题,我们将产业的技术异质性简化为高技术产业和低技术产业两大部门。划分标准以国民经济行业分类代码(GB/T4754—2017)为基础,参考相关文献(如马光明,2023)和国家统计局《高技术产业统计分类目录》,将信息技术、制造业中的装备制造、化工和医药制造、电子及通信设备制造和服务业中的科研服务等作为高技术行业,传统制造业、传统服务业、农业和矿业则归为低技术行业。二分法虽然不够细致,但能够直观反映行业异质性与教育收益的关系。同时,为了弥补二分法的不足,我们在模型中加入了行业固定效应以控制更细微行业差异的影响,并在稳健性检验中,以行业的全要素生产率更细致地体现产业的技术异质性。

控制变量: *DemandSize* 代表样本产业的劳动力需求规模,以行业 GDP 规模的对数度量; *GrowthTrend* 代表样本产业的景气度,以行业

GDP 增速度量,这两项因素通过需求总量因素而作用于教育收益; *GraduateScale* 代表样本本行业的毕业生供给规模,以中国教育统计年鉴分专业大类的毕业人数度量。受访劳动者个人及工作特征的控制变量包括: *WorkExperince*, 代表劳动者工作经验,以劳动者的工作年限度量; *Gender* 代表性别,因为考虑到劳动力市场可能存在性别相关的收入差异; *JobType* 代表与工作性质相关的职位声誉(社会地位),采用国际标准职业分类代码(ISCO)的一级分类码进行衡量,数值越大代表职位声誉越高。

3.1.3 数据来源

本文的调查样本来自对中国家庭调查(CFPS)数据的整理加工,在剔除关键信息缺失和非就业样本后,共有4177份有效的高职学历劳动者样本,以及5566份本科和16268份高中学学历劳动者对照样本。CFPS数据具有调查系统性和深入性的优势,它采集了受访者工资收入、职位、工作地点、行业以及个人特征信息,能够为就业分析提供有深度的数据支撑。产业相关数据来自Wind数据库,教育总量数据来自中国教育统计年鉴。

3.2 实证结果与分析

3.2.1 描述性分析

表1报告了数据的描述性统计,其中,因变量职教收益的均值为0.84万元/年,最小值为-2.84万元/年,最大值为6.25万元/年,呈右侧厚尾分布。高技术行业就业的均值是0.431,表明有43%的样本是在高技术行业就业,高技术行业与低技术行业两类样本数量大体均衡。劳动力需求规模指标的均值为10.70,行业景气度的均值为0.11。毕业生供给规模的均值为42.01万人/年/行业。劳动者工作经验均值约为7.24年,范围为0~15年。从性别的均值来看,样本中男女比例大体平衡。职位声誉度量均值为6.26,反映受访者以从事一线生产或服务工作为主,最小值1代表简单体力劳动,最大值9代表单位负责人。

从表2报告的相关性分析结果看,教育收益与在高技术行业就业负相关,与行业的劳动力需求规模、行业景气正相关性,但规模因素不显著;教育收益与工作经验正相关,也表现出性别关联性,男性具有一定的工资优势;此外,教育收益也呈现一定的地区关联性。各相关系数中,除毕业生规模 *GraduateScale* 与劳动力需求规模 *DemandSize* 的相关系数较大外,其他变量间的相关系数不显著或较小,后续回归不存在共线性问题。

表1: 变量定义

变量	含义	均值	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度
EducationalReturn	职教收益	.841	2.384	-2.843	6.245	.718	2.909
HighTech	高技术行业就业	.431	.495	0	1	.277	1.077
DemandSize	劳动力需求规模	10.704	.989	9.181	12.453	.321	2.003
GrowthTrend	行业景气度	.113	.044	-.005	.19	-.186	3.041
WorkExperience	工作经验	7.236	9.633	0	15	.913	2.875
Gender	性别	.526	.499	0	1	-.106	1.011
JobType	职位声誉	6.257	1.889	1	9	-.527	2.671
GraduateScale	毕业生供给规模	42.012	23.285	1.104	81.063	-.07	1.875
Industry	行业	10.435	4.815	1	17	-.043	1.718
SurveyYear	调查年份	2015	3.169	2010	2020	-.403	1.929
WorkLocation	工作省份	14.146	7.683	1	31	.04	2.33
EduVocational	高职学历(混合样本中)	.161	.45	0	1	.967	1.935
EduBachelor	本科学历(混合样本中)	.214	.41	0	1	1.395	2.945

注: 高职劳动者样本数=4117, 混合样本数=26011, 表中报告数值未注明时为基于高职劳动者样本的统计。

由于大部分数据来自问卷调查, 为消除异常值影响, 对连续变量进行了5%双侧截尾。毕业生供给规模数据来自《中国教育统计年鉴》中高职分专业大类的毕业生人数统计, 由于数据限制, 我们只能具体到相关一级行业。职业声誉按国际标准职业分类代码(ISCO)的

一级分类码并做了倒序处理, 数值越大代表地位越高。行业分类采用《国民经济行业分类》(GB/T4754-2002)的分类标准。调查年份包括2010、2012、2014、2016、2018、2020六个年份, 涵盖了CFPS已公开的全部数据集。

表2: 相关性分析

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)
EducationalReturn	1.000										
(2) HighTech	-0.084*	1.000									
(3) DemandSize	0.027	-0.073*	1.000								
(4) GrowthTrend	0.066*	0.061*	-0.313*	1.000							
(5) WorkExperience	0.193*	0.007	-0.113*	0.100*	1.000						
(6) Gender	0.190*	-0.079*	0.096*	-0.051*	0.108*	1.000					
(7) JobType	0.021	0.277*	-0.263*	0.137*	0.116*	-0.165*	1.000				
(8) GraduateScale	-0.015	0.042*	0.536*	0.059*	-0.128*	-0.063*	-0.029	1.000			
(9) Industry	-0.008	-0.028	-0.388*	0.145*	0.118*	-0.226*	0.438*	-0.212*	1.000		
(10) SurveyYear	-0.017	-0.014	0.330*	-0.463*	-0.169*	-0.020	-0.060*	0.130*	-0.082*	1.000	
(11) WorkLocation	-0.037*	0.039*	-0.043*	-0.003	0.000	0.031*	0.044*	-0.031*	0.034*	0.034*	1.000

* $p < 0.05$

3.2.2 回归分析

回归结果报告于表3。列(1)显示的是基于高职学历劳动者样本以高技术产业哑变量为识别变量的回归结果, *HighTech*系数在1%的显著性水平上为负, 支持了前文假设H_b, 我国职教收益与产业技术水平负相关, 高职劳动者在高技术行业就业相较于在低技术行业就业, 教育收益较低。列(2)报告了基于混合样本(包

含高中、高职、本科三类受访者)以学历水平为识别标识的分组回归结果, 结果表明在高技术组中, 高职学历的教育收益为正, 但并不显著, 而在低技术组中, 高职学历教育收益显著为正。比较而言, 本科学历的教育收益在两组中均显著, 且系数在高技术组更大。分组回归的系数差异通过了Wald检验(卡方统计量18.65, $P = 0.0000$), 说明行业间差异具有统计上的显著性。

表3: 职教收益与行业技术异质性的关系回归结果

(1) 高职样本		(2) 混合样本分组回归	
		(a) 高技术行业	(b) 低技术行业
HighTech	-0.915*** (0.009)		
EduVocational		0.108 (0.113)	0.468*** (0.000)
EduBachelor		0.514*** (0.000)	0.208*** (0.003)
DemandSize	0.142*** (0.009)	0.017* (0.054)	0.167*** (0.000)
GrowthTrend	3.518*** (0.001)	1.788* (0.073)	0.679** (0.024)
WorkExperience	0.042*** (0.000)	0.033*** (0.000)	0.009*** (0.000)
Gender	0.900*** (0.000)	0.825*** (0.000)	0.756*** (0.000)
JobType	0.098*** (0.000)	0.034 (0.206)	0.151*** (0.000)
GraduateScale	-0.004* (0.077)	-0.002 (0.360)	-0.004*** (0.001)
Constant	-0.766 (0.278)	-0.135 (0.840)	-1.400*** (0.001)
year FE	Yes	Yes	Yes
industry FE	Yes	Yes	Yes
geographic FE	Yes	Yes	Yes
Observations	4177	5988	8542
adjusted-R2	0.203	0.197	0.152
P-value	0.000	0.000	0.000
AIC	18222.120	25624.994	37338.728
BIC	18589.686	25946.474	37719.577
系数差异性 Wald 检验		chi2 = 18.65(p=0.0000)	

注: * p < 0.1, ** p < 0.05, *** p < 0.01, 括号中数值为 p 值, 采用稳健标准误估计, 下同。控制了行业、地域、年份固定效应, 经济景气度等宏观因素的共性影响与特定年份有关, 体现在年份固定效应中, 为节省篇幅, 报告从略。

相关控制变量的检验结果与预期基本相符。其中, 需求规模和行业景气两个变量的系数显著为正, 它们从“总量需求”维度体现了行业异质性对工资定价的影响, 对教育收益发挥正面影响, 即需求越大、增长越快的行业, 有更显著的教育收益。工作经验同样对教育收益有正向影响, 它反映随着工作年限延长, 接受过高等教育的劳动者能够更多地从工作中获得人力资本(如技术经验、默会知识), 并最终导致学历工资差距拉大。工作经验的影响在高技术组中更显著, 符合我们的一般认知, 因为高技术行业的工作更复杂, 经验积累具有更高的经济价值, 学历差异带来的学习能力差异最后影响到学历工资差异。性别和职位声誉对教育收益也有显著影响, 反映了男性的职业优势,

与文献(如陆万军和张彬斌, 2018)一致, 但职位差异对教育收益的影响主要体现在低技术行业中, 说明高技术行业不一定靠更高职位来实现自身教育的价值。毕业生规模对教育收益的影响是负面的, 并主要表现在低技术行业中, 反映供给越大, 学历能带来的工资收益越低。

回归结果表明高技术行业的教育收益一般性地低于低技术的传统行业, 这种现象与两类行业的绝对工资水平对比关系形成鲜明反差。如下图1和表4所示, 高技术行业的平均工资明显高于低技术行业, 2010~2022年差异的均值为1.26万元, 而且从增速上看, 高技术行业多数年份的增速高于低技术行业, 2010~2022年间的增速平均高出0.7个百分点。这种反差进一步表明了高技术行业职教收益相对较低与行业

平均工资水平无关。

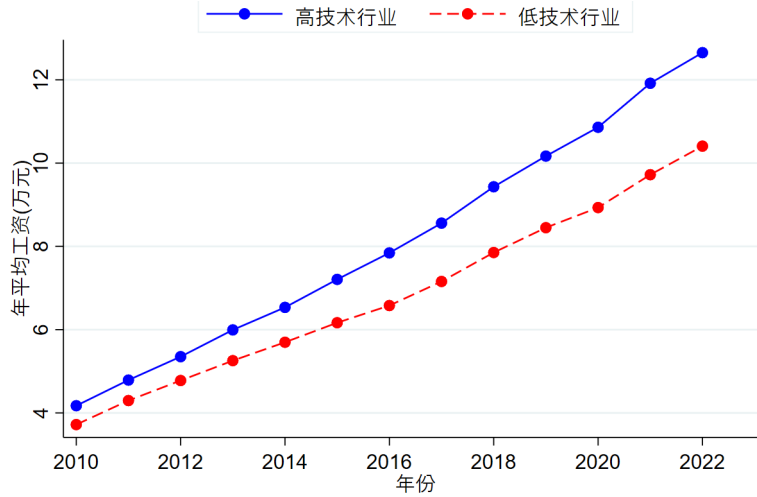


图1: 高低技术行业平均工资对比

数据来源: 万德数据库

表4: 两类行业平均工资绝对值与增长差异

年份	年平均工资 (元)		差异	
	高技术行业	低技术行业	绝对值差异	增速差异
2010	41736.63	37206.45	4530.17	
2011	47893.88	42975.09	4918.78	-0.8%
2012	53515.13	47789.64	5725.49	0.5%
2013	59941.88	52562.55	7379.33	2.0%
2014	65352.88	56975.27	8377.6	0.6%
2015	72076.38	61671.55	10404.83	2.0%
2016	78433.88	65790.09	12643.78	2.1%
2017	85589.38	71576	14013.38	0.3%
2018	94317.38	78525.36	15792.01	0.5%
2019	101683.6	84496	17187.63	0.2%
2020	108602.3	89321.09	19281.16	1.1%
2021	119175.4	97214.82	21960.56	0.9%
2022	126527.1	104079.6	22447.49	-0.9%

数据来源: 万德数据库

3.2.3 稳健性检验

为了克服前述回归中对技术异质性使用高、低技术二分类做法的局限性,我们参考文献(如曹伟等,2022^[5];祝福云和闫鑫,2018^[6])以全要素生产率(TFP)来度量行业技术异质性。TFP计算中采用了索洛残差法进行测算,并同时尝试了线性和非线性两种模型,结果报告于下表5中:

表5: 稳健性检验—以TFP度量行业技术异质性

	(1)	(2)
	线性模型	非线性模型
TFP	-0.003 (0.274)	1.758** (0.025)
sqTFP		-0.187** (0.024)
DemandSize	0.142*** (0.009)	0.145*** (0.008)
GrowthTrend	3.518*** (0.001)	3.617*** (0.000)
WorkExperience	0.042*** (0.000)	0.042*** (0.000)
Gender	0.900*** (0.000)	0.901*** (0.000)
JobType	0.098*** (0.000)	0.095*** (0.001)

GraduateScale	-0.004* (0.079)	-0.004* (0.071)
Constant	-0.754 (0.346)	-4.735** (0.015)
year FE	Yes	Yes
industry FE	Yes	Yes
geographic FE	Yes	Yes
Observations	4177	4177
adjusted-R2	0.203	0.203
P-value	0.000	0.000
AIC	18224.119	18220.961
BIC	18598.023	18601.202

注：TFP是基于索洛残差法计算的全要素生产率，代表行业技术水平， $sqTFP$ 是它的二次项。

列(1)的线性模型结果显示，产业技术水平与职教收益的系数为负，但不显著；而列(2)的非线性模型中，二次项($sqTFP$)显著为负，说明产业技术水平与职教收益存在倒U型关系，意味着在一定技术水平以下，职教收益显著为正，而当产业技术水平超过一定数值以后，则趋于下降。该结果支持了表3的主回归结果，因为高技术行业处于倒U型关系曲线的右侧，而低技术行业处于左侧，倒U型关系也就说明了低技术行业的职教收益会更显著。表3中二分类的做法可以视为U型关系的一种简化检验。此外，表5中其他变量的系数与表3列(1)系数大体一致，佐证了估计的稳健性。

4 结论与启示

4.1 主要结论

本文借助教育收益的行业差异考察了我国高职教育与产业发展的适配性问题。基于CFPS调查的高职劳动者样本及对照样本的实证结果表明，职教收益与行业技术异质性相关联，在采用高、低技术行业两分法的回归中，低技术行业的职教收益显著高于高技术行业，而在以连续变量TFP表征产业技术异质性的回归中，TFP与职教收益呈倒U型关系，同样显示了高技术行业与低技术行业的职教收益反差。由于实证设计中因变量采用了以行业内学历工资差异度量教育收益的方法，上述实证结果排除了行业间绝对工资差距的影响，也不受物价等影响绝对工资的其他因素影响；同时，实证中还控制了个人特征变量，如工作年限、职位声誉等，因此，上述实证结果较好地测度了教育收益的行业差异，反映了我国高技术行业职教收益一般性地低于传统低技术行业的现象。

4.2 理论启示

产教适配性一直是教育经济研究领域的热

点话题，但受限于问题维度较多和量化数据不足，以往研究很难对产教适配问题进行客观的量化评估，本文研究为这种评估提供了一种新思路。教育收益基于实际工资数据构建，而工资定价是市场行为，是企业对岗位需求与毕业生生产力权衡的结果，企业愿意为较高学历的劳动者支付较高工资，是预期高学历劳动者能带来较高生产力，为企业创造更高价值，此时，学历成为人力资本代理指标，特定学历的工资水平高低就是企业对该学历内含人力资本水平的评价。构建人力资本是教育应当面向市场所发挥的功能，如果某学历能够带来的工资差异普遍不明显或比较低，就说明了市场认为该学历含“金”量不足，也就是教育未能为毕业生构建起市场所需的人力资本。以行业平均的教育收益情况反映产教适配程度，既具有可操作性，又能反映市场的客观评价，真实地反映出产教适配状况。

另外，本文结果也提示了技术进步与教育收益的非单调关系，而非传统认知中技术进步必然导致文凭“贬值”的单调关系。文章指出教育收益源自教育的人力资本构建功能，其核心是人才培养要与产业需求相匹配，而不是单方面的知识传授。各类产业存在较强的技术异质性，其技术进步也并非齐头并进，因而高等教育，尤其是高等职业教育，应对面对不同产业在办学上体现产业针对性，从而促进产教适配。本文的理论分析表明，在产教适配条件下，技术进步可以带来文凭“升值”而不是“贬值”。

4.3 实践含义

高职教育是我国国民教育体系中与产业关系最密切的教育层次，肩负着培养产业所需高级技能型人才的重任，尤其是在自动化技术不断普及的背景下。本文所揭示的我国高职毕业生在高技术行业的教育收益低于传统低技术产业的现象，凸显了高职教育与产业需求不匹配的问题，与教育部提出的高职教育要“从自我循环发展的小逻辑，转到服务产业发展的大逻辑”的要求不符。

究其原因，有两个方面的深层因素值得探讨：一是高职教育投入强度不足问题。高等教育机构面对产业技术进步，也希望及时跟进，但受到财力的极大制约，尤其是在我国高职院校严重依赖财政拨款背景下，学校教学资源和技术内容的迭代乏力。如下图2所示，2011~2020年高职院校在校学生人数不断攀升，教育经费投入总量虽然也在增长，但以生均教育经费衡量的投入强度却处于下降趋势，2019年和2020年的下降幅度高达17%和12%。

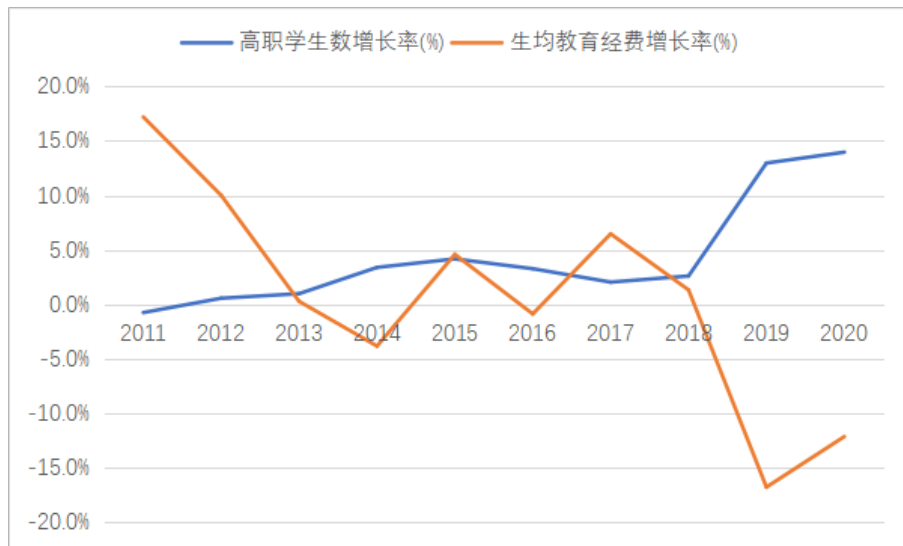


图2: 我国高职教育学生人数与经费投入增速对比

数据来源:《高等职业教育经费投入分析报告》,中国教育在线,2024,https://www.eol.cn/shuju/tongji/jingfei/202406/t20240628_2620134.shtml

二是高职院校办学同质化倾向问题。制度同构理论指出,受到公共政策影响的实体(如高等教育机构)的发展倾向于反映大众化的技术经济状况,而不是跟随市场变动;而且,高校的风险承担意愿较低,面对技术变革带来的机遇和风险,往往随大流,导致办学同质化。近年高职院校专业设置教育部备案情况显示^[7],我国现有1560所高职(专科)学校(截至2024年6月),一些专业存在“一哄而上”的现象。以2023年为例,大数据与会计专业全国共布点

1652个(部分学校在不同学院布点了相同专业),第二位的是电子商务,共布点1551个,这种几乎每所学校都有布点的现象,折射出办学同质化倾向。其根源在于学校办学“盯市场”的动力不足,而是以“盯政府”为主,缺乏服务市场的内涵式发展驱动力量。因此,未来教育政策应当更加落实高职教育办学的市场导向,在评价指标体系中应更多地纳入市场化评价指标,教育收益指标就是可以参考的评价指标之一。

参考文献:

- [1] 教育部职业教育与成人教育司. 深化现代职业教育体系建设改革,不断优化职业教育类型定位 [EB/OL](2023-02-15)[2024-9-20] http://www.moe.gov.cn/jyb_xwfb/xw_zt/moe_357/2023/2023_zt05/zjsy/202305/t20230511_1059244.html
- [2] 金蕾. 产教融合生态系统的优化路径 [J]. 山西财经大学学报, 2023, 45(S2): 71-73.
- [3] 张璋, 周新旺, 曾播思. 基于共生理论的地方高校产教融合成熟度评价 [J]. 高等工程教育研究, 2023, (04): 122-128.
- [4] Mincer J, Polachek S W. Family Investments in Human Capital: Earnings of Women [J]. Journal of Political Economy, 1974, 82 (2): S76-S108.
- [5] 曹伟, 冯颖姣, 余晨阳, 等. 人民币汇率变动、企业创新与制造业全要素生产率 [J]. 经济研究, 2022, 57(03): 65-82.
- [6] 祝福云, 闫鑫. 空间溢出效应与产业全要素生产率增长——基于轻工业影响因素的空间计量分析 [J]. 南京审计大学学报, 2018, 15(04): 94-102.
- [7] 教育部. 高等职业教育专业设备备案登记结果 [EB/OL](2024-04-15)[2024-9-20] <https://zyyzy.moe.edu.cn/>

作者简介: 谢芳 (1975.10—), 女, 汉族, 湖南益阳, 硕士, 副教授, 研究方向: 财经职业教育和财经实务。

项目信息: 广州市哲学社会科学“十四五”规划2023年度共建课题“广州加快教育强市建设研究: 基于职业教育发展与产业升级的内生协同机制构建视角”(2023GZGJ39); 广东省哲学社会科学规划2023年度学科共建项目“职业教育发展与产业升级协同的内驱动力研究——基于市场不完全性及其修正的视角”(GD23XYJ41); 教育部人文社科2023年一般项目(23YJA880057)。